基于集成神经网络的织物主观风格预测研究

赵伟荣，李　慧*

（北京服装学院，北京 100029）

摘　要：针对织物主观风格评价问题，建立了基于 D-S 证据理论的集成神经网络风格预测模型。分别采用径向基函数（RBF）神经网络和反向传播（BP）神经网络进行预测，得到初步的预测结果，经过归一化后得到 2 组基本概率分配函数，运用 D-S 证据理论进行融合得到最终预测结果。对 510 块来自中国国际纺织面料及辅料博览会的面料进行试验表明，使用基于 D-S 证据理论的集成神经网络进行织物主观风格预测比单一神经网络的准确率最高可以提高 17.74%，将集成神经网络模型通过织物成分分类器优化，预测准确率可以更高。

关键词：集成神经网络；D-S 证据理论；预测模型；织物主观风格

中图分类号：TP183　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1673－0356(2020)01－0008－06

随着时代的进步，服饰产品面料体感是否舒适已经成为消费者确定其档次和价位的主要因素之一，所以正确、有效、客观地对织物风格做出定量的评价已成为迫切的需要[1]。本文采用的织物数据集为 510 块来自中国国际纺织面料及辅料博览会的面料，这些面料属性差异较大，包含了混纺织物、化纤织物、棉织物等；不仅有三原组织、复杂组织，还有联合组织、大提花组织，其适用范围广，可用于各个季节服饰的制作。

织物的风格会受到纱线的成分、号数，织物的组织、密度、幅宽、重量的影响，通过构建合理的模型，寻找出织物风格与织物的基本结构参数之间的关系是现在很多科研人员正在研究的问题。织物风格的预测现在一般以主因子分析法、模糊综合评价法以及 BP 神经网络预测法为主[2]。主因子分析法不适用于样本量较大的数据集；模糊综合评价法由于对指标权重矢量的确定主观性加权，常出现超模糊现象；而 BP 神经网络有时会产生局部最小化问题。上述方法在进行织物风格评价时各有其局限性，仅适用于单一风格和同种成分的织物风格评价，不适用于对多种织物的不同风格进行评价。本文提出了基于 D-S 证据理论的集成神经网络织物主观风格预测模型。

织物主观风格预测系统结构如图 1 所示。织物样本通过分类器进行分类，将子数据集输入对应的子集成神经网络中进行训练。当需要预测某一种或者某几种主观风格时，将织物结构参数输入对应的子集成神经网络中即可获得对应的主观风格评分。

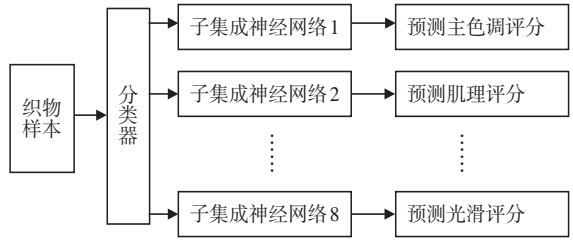

图 1　基于集成神经网络的预测系统结构图

1　基于 D-S 证据理论的集成神经网络

1.1　预测模型

基于 D-S 证据理论的集成神经网络织物主观风格预测的方法是：把织物的每一种主观风格评分看作一个信息系统，通过子神经网络的基本概率赋值函数计算出每一组子神经网络处理之后的数据所对应的基本概率赋值，作为 D-S 证据理论的证据源，再运用 D-S 证据理论组合规则对得到的概率值进行数据融合，就得到融合之后的综合概率值，根据最终的融合结果做出预测结果[3]。神经网络属于局部融合，D-S 证据理论的再次融合是全局融合，预测模型如图 2 所示。

图 2　子集成神经网络的预测模型

1.2　影响织物结构的主要因素

织物结构就是织物经纬纱相互配置的构造情

收稿日期：2019-11-15；**修回日期**：2019-11-20

基金项目：北京市科技计划一般项目（SQKM201810012010）；服装材料研究开发与评价北京市重点实验室项目（2011ZK-06）

作者简介：赵伟荣（1994-），男，硕士研究生，主要从事信息处理和智能系统相关研究。

* **通信作者**：李　慧（1964-），女，副教授，主要从事信息处理和智能系统相关研究，E-mail：gxylihui@bift.edu.cn。

况[4]。纱线细度、纱线密度和织物组织是决定织物结构的三大要素，决定着织物的紧密程度、织物厚度、重量以及幅宽，也决定着织物的性能与外观。选取了 7 种织物基本结构参数进行分析，分别是织物的经纬纱支数、经纬纱密度、织物组织、重量以及幅宽。

不同织物结构参数的单位有多种表示方式，根据式(1)～式(8)对织物数据统一量纲：将纱支单位统一为 tex，密度单位统一为根/inch，重量的单位统一为 g/m^2，幅宽单位统一为 cm。

$$\frac{1\text{ 根}}{10\text{ cm}}=\frac{0.254\text{ 根}}{\text{inch}} \tag{1}$$

$$\frac{1\text{ 根}}{\text{cm}}=\frac{2.54\text{ 根}}{\text{inch}} \tag{2}$$

$$1\text{ inch}=2.54\text{ cm} \tag{3}$$

$$1\text{oz}=28.349\,523\,1\text{ g} \tag{4}$$

$$\frac{1\text{oz}}{\text{yd}^2}=\frac{\frac{1}{29.453\,5\text{ kg}}}{\text{m}^2}=\frac{33.95\text{ g}}{\text{m}^2} \tag{5}$$

$$\frac{1\text{oz}}{\text{m}^2}=\frac{28.349\,5\text{ g}}{\text{m}^2} \tag{6}$$

$$Ne=\frac{C}{N_{\text{tex}}} \tag{7}$$

$$N_{\text{tex}}=\frac{N_{\text{den}}}{9} \tag{8}$$

织物的经纬纱线细度、经纬纱密度、织物重量和幅宽均为连续的数值，统一量纲后可以直接根据式(9)使用最大－最小标准化的方法对数据进行归一化。

$$\dot{x}=\frac{x-\min A}{\max A-\min A} \tag{9}$$

由于织物组织是标称型属性，无法像数值型属性一样使用式(9)进行归一化处理，决定使用 one-hot 编码方式对其进行归一化处理。

1.3　织物主观风格的评价因素

织物的主观风格是由多种织物基本结构参数的综合作用形成的。选取了 8 种织物主观风格进行评价，分别是主色调、肌理、花型、光滑、光泽、柔软、悬垂、透明。所使用的织物数据集是来自中国国际纺织面料及辅料博览会的 510 块面料，交由专业人员进行主观风格评测。由于测评结果会因为测试者的不同而产生一定的差异，因此测试由 2 人进行，如 2 人所得结果相差一级以内，最终结果取其平均值；如 2 人所得结果相差一级以上则由第 3 人来评定。最终，除主色调以 10 分制进行评测，其余主观风格均以 5 分制进行评测。

1.4　神经网络的训练方法

将归一化后的织物结构参数作为神经网络的输入特征向量，分别输入 BP 神经网络和 RBF 神经网络进行训练，织物的各项主观风格评分作为输出。

选用 rule 函数作为隐含层的传递函数，softmax 函数作为输出层的传递函数构建 BP 神经网络。其预测织物柔软风格准确率为 53.23%，部分织物的预测如图 3 所示；其预测织物肌理风格准确率为 72.58%，部分织物的预测对比如图 4 所示。

选用高斯核函数作为隐含层的传递函数，sigmod 函数作为输出层的传递函数构建 RBF 神经网络，其预测织物柔软风格准确率为 50.00%，部分织物的预测对比如图 5 所示；其预测织物肌理风格准确率为 76.61%，部分织物的预测对比如图 6 所示。

通过比较图 3 和图 5 可知，预测柔软风格时，BP 神经网络整体预测效果更好一些；通过比较图 4 和图 6 可知，预测织物肌理风格时，RBF 神经网络整体预测效果较好。但是也有例外，如 C5－5－1200(即图 4 和图 6 的第 7 个点)，RBF 神经网络预测错误，而 BP 神经网络预测正确。2 种神经网络在预测不同风格时的准确率不一样，通过神经网络集成的方法，纠正单一神经网络的预测错误，提高预测准确率。

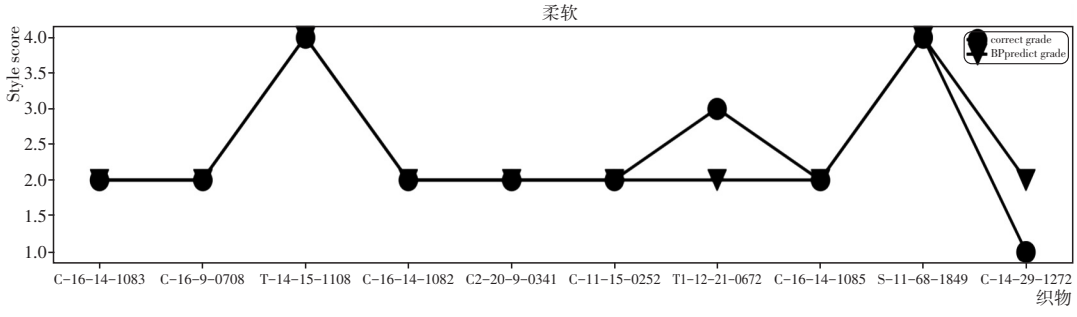

图 3　BP 神经网络预测织物柔软风格

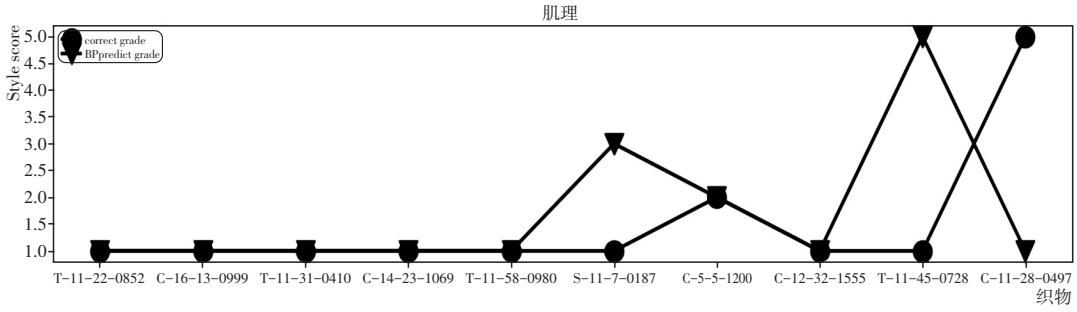

图 4 BP 神经网络预测织物肌理风格

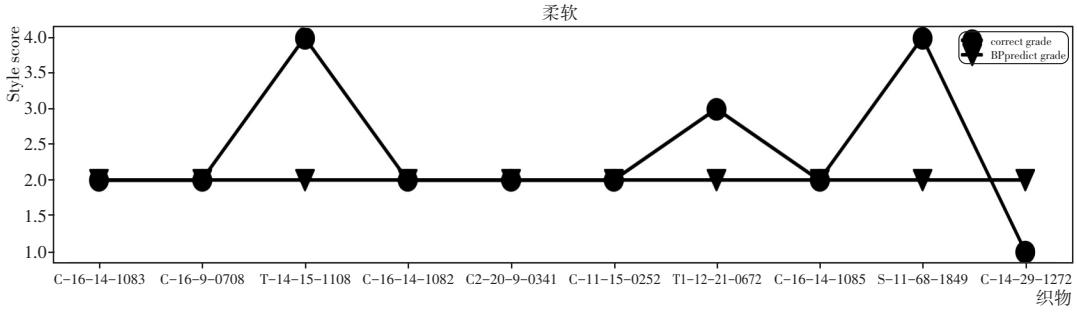

图 5 RBF 神经网络预测织物柔软风格

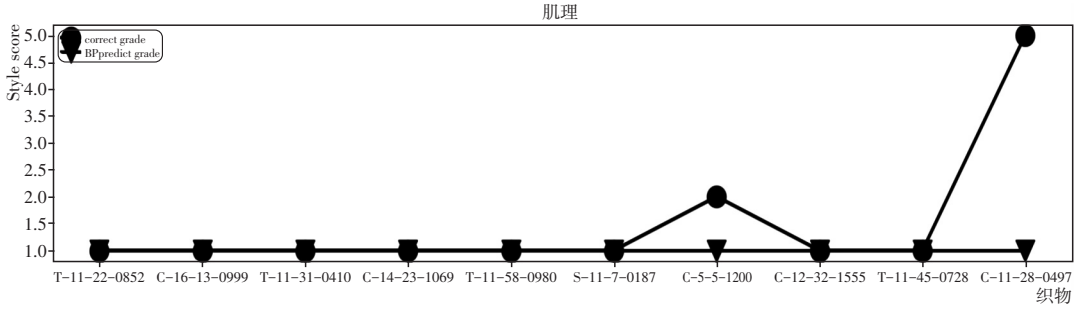

图 6 RBF 神经网络预测织物肌理风格

1.5 D-S 证据理论的算法融合规则[6]

由于多种神经网络的方法均达不到所期望的准确率，决定从拓扑结构的角度出发，搭建集成神经网络进行预测。引入 D-S 证据理论对子神经网络进行数据融合从而提高预测系统的准确性。

若 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_N\}$ 是由 N 个两两互斥元素组成的有限完备集合，则称其为辨识框架。对于 Θ，Θ 的幂集2^Θ 构成命题集合2^Θ，$\forall A\subseteq\Theta$，若函数 $m:2^\Theta\rightarrow[0,1]$ 满足以下 2 个条件：

$$m(\varphi)=0 \tag{10}$$

和

$$\sum_{A\subseteq\Theta}m(A)=1 \tag{11}$$

则称 m 为 BPA（basic probability assignment 基本概率指派），$m(A)$ 为命题 A 的基本概率数，被视为准确分配给 A 的信度。

依据相同事件的不同证据，求出样本空间 n 的 2 个信任函数 Bel_1 和 Bel_2，得到 BPA 为M_1 和 M_2。M_1 和 M_2 融合得到新的 M。假设 A_i 为 BP 神经网络对样本的预测结果，B_J 为 RBF 神经网络对样本的预测结果，且 $M_1(A_I)>0$，$M_2(B_j)>0$，则有

$$M(C)=\frac{\sum_{A_i\cap B_j}=C^{M_1(A_i)M_2(B_j)}}{1-K},\forall C\subset\Omega,C\neq\varphi \tag{12}$$

$$M(C)=0,C=\varphi \tag{13}$$

$$K=\sum_{A_i\cap B_j=\varphi}M_1(A_i)M_2(B_j)<1 \tag{14}$$

注：K 为归一化常数，如果 $K\neq1$，M 是一个 BPA；如果 $K=1$，正交矩阵 M 不存在，则不能融合。织物数据样本在经过神经网络的处理之后，输出织物主观风

格评分。如果神经网络输出向量中某种风格评分的输出值大,则相应的评分发生概率就大。使用 D-S 证据理论进行融合的基本条件是各评分的基本概率赋值满足式(11)。通过对网络输出值进行归一化处理[7],可以将神经网络输出值转换成对应该网络的各种风格评分的 BPA,公式为:

$$M(Y_j)=Y_j/\sum_{j=1}^{8}Y_j \tag{15}$$

应用 Dempster 组合规则时,会出现高度冲突的证据无法有效地融合,针对这个问题,目前有两种思路:一是修改组合规则,二是修改原始数据。根据上述两种思路分别建立了基于算术平均法的 D-S 模型和基于证据关联系数的加权平均组合模型去预测织物结构主观风格评分。

1.5.1　基于算术平均法的 D-S 模型[8]

在两个证据融合之前计算冲突因子 K,当 K 小于等于某一阈值 Q(Q 一般可取大于 0.5)时,说明冲突较小,则可采用 Demspster 组合规则;当 K 大于 Q 时,说明冲突较大,则采用算术平均法。其定义如下:设 M_1 和 M_2 是两个概率分配函数,则其正交和

$M=M_1\oplus M_2$ 为

$$M(A)=\begin{cases}(1-K)^{-1}\times\sum_{x\cap y=A}M_1(x)\times M_2(y) & K\leq Q\\ \dfrac{M_1(A)+M_2(A)}{2} & K>Q\end{cases} \tag{16}$$

其中:

$$K=1-\sum_{x\cap y\neq\varphi}M_1(x)\,M_2(y)$$
$$=\sum_{x\cap y=\varphi}M_1(x)\,M_2(x) \tag{17}$$

$$M(\varphi)=0 \tag{18}$$

1.5.2　基于证据关联系数的加权平均组合模型[9]

该方法的核心思想是,不同分类器收集到的证据应该具有不同的权重。如果一个证据与所有证据的平均值的关联系数越大,则认为该证据受其他证据的支持程度越大,从而具有较高的可信度,因此给其分配较高的权重。通过判断证据的可信度,对证据的基本概率指派进行加权平均后,再利用 Dempster 组合规则进行融合。

设预测系统的证据源个数 n,首先计算证据 m_i 和平均值 $\overline{m}$ 间的关联系数,$\overline{m}$ 的计算公式为:

$$\overline{m}=\frac{\sum_{i=1}^{n}m_i}{n} \tag{19}$$

然后将证据之间的关联系数作为支持度,即

$$\mathrm{Sup}(m_i,\overline{m})=r_{BPA}(m_i,\overline{m}) \tag{20}$$

显然若 m_i 和 $\overline{m}$ 之间的冲突越小,关联系数就越大,相互支持程度也就越高。反之,认为相互支持程度比较低,将支持度归一化后就得到可信度。如果一个证据几乎不被其他证据所支持,则认为该证据的可信程度较低。从而定义证据 m_i 的可信度

$$\mathrm{Crd}(m_i)=\frac{\mathrm{Sup}(m_i)}{\sum_{i=1}^{n}\mathrm{Sup}(m_i)} \tag{21}$$

可以看出

$$\sum_{i=1}^{n}\mathrm{Crd}(m_i)=1 \tag{22}$$

然后将可信度 $\mathrm{Crd}(m_i)$ 作为证据 m_i 的权重,根据各个证据的权重对各证据进行加权平均,最后利用 Dempster 组合规则进行数据融合。该方法可以有效解决数据间的高度冲突问题。

1.5.3　应用研究

以不同肌理风格评分的 2 块织物进行分析,编号 C－16－13－0998 的织物记为样本 1,编号 C－11－57－1633 的织物记为样本 2。样本 1 是专业人员评测后织物肌理风格评分为 1 的织物,样本 2 是专业人员评测后织物肌理风格评分为 4 的织物。样本 1 结构参数为纱支:9.7×9.7 tex,密度:940/472 根/10 cm,幅宽:148 cm,重量:136 g/m^2。样本 2 结构参数为纱支:14.6×14.6 tex,密度:394×295 根/10 cm,幅宽:148 cm,重量:112 g/m^2。使用不同的神经网络模型分别对样本 1、样本 2 的主观风格进行预测,根据概率最大原则输出预测结果,肌理预测结果如表 1、表 2 所示。

表 1　样本 1 的基本概率赋值、融合结果和期望值

评分值	BP	RBF	规则	算术	系数	期望
1	0.274	0.424	0.448	0.349	0.548	1.000
2	0.358	0.284	0.392	0.321	0.417	0.000
3	0.088	0.173	0.059	0.131	0.001	0.000
4	0.267	0.094	0.097	0.181	0.025	0.000
5	0.013	0.024	0.000	0.019	0.000	0.000

对于样本 1,BP 神经网络错误预测评分为 2,RBF 神经网络预测正确评分为 1,融合后的 3 种集成神经网络均输出正确评分 1。对 BP 神经网络错误的预测结果进行了校正。

对于样本 2,BP 神经网络预测正确评分为 4,RBF 神经网络错误预测评分为 2,融合后 3 种集成神经网络均输出正确评分 4。对 RBF 神经网络的预测结果进行

了校正。

表 2 样本 2 的基本概率赋值、融合结果和期望值

评分值	BP	RBF	规则	算术	系数	期望
1	0.033	0.314	0.052	0.174	0.168	0.000
2	0.234	0.323	0.379	0.279	0.277	0.000
3	0.205	0.128	0.131	0.167	0.168	0.000
4	0.400	0.211	0.423	0.305	0.309	1.000
5	0.129	0.024	0.016	0.077	0.078	0.000

使用每种方法训练 10 次神经网络，保留准确率最高的模型。各个神经网络模型的准确率见表 3。

表 3 各种神经网络模型预测准确率表 单位：%

各织物主观风格预测准确率	BP 神经网络模型	RBF 神经网络模型	算术平均法模型	证据关联系数模型
光 滑	54.84	58.06	62.10	72.58
光 泽	32.26	37.90	40.32	36.29
花 型	58.06	60.48	66.94	72.58
肌 理	72.58	76.61	82.25	84.68
柔 软	53.23	50.00	56.45	58.87
透 明	54.84	60.48	62.10	64.52
悬 垂	37.10	33.06	33.87	37.10
主色调	28.23	40.32	42.74	38.71

由表 3 可知，2 种集成神经网络模型都可以有效地提高神经网络预测准确率。织物光滑风格评分的预测基于证据关联系数的 D-S 模型集成后的神经网络相比于 BP 神经网络准确率提高了 17.74%，提升幅度最明显。除悬垂外，其他织物主观风格评分的预测准确率均有不同程度的提高。说明了运用基于神经网络和 D-S 证据理论的综合评判策略比单独使用某一种神经网络的准确率更高，通过融合可以更好地预测出需要预测的参数。总的来看，基于证据关联系数的 D-S 模型对织物数据集的处理效果最好，预测织物主观风格平均准确率最高。分析可得，悬垂[10]、光泽[11]、主色调不论使用哪种方法准确度均不是很高，说明现在的评分方式不适合这 3 种织物风格的评定，应该使用更合适的方法对这 2 种风格进行评定。

2 基于成分分类的集成神经网络织物主观风格预测模型

由于纤维成分的不同对织物主观风格评价会产生较大的影响[12]，试验发现，将纤维成分接近的织物划分在同一个数据集中，这样每一个子数据集中的织物成分类似，可以减小预测系统的误差。同时通过分类的方式将织物成分这一基本结构参数加入到预测系统中，提高预测系统的精确度。在织物预处理阶段增加一个织物成分分类器，它可以根据每种织物中含量最大的纤维成分对织物数据集进行划分，最终将总的织物数据集分成 4 个子数据集进行数据处理，分类示意图如图 7 所示。如果织物含量最大的纤维是矿物纤维和无机化学纤维，则将其剔除。因为这类织物数量过少，不足以训练神经网络。数据统计表见表 4。

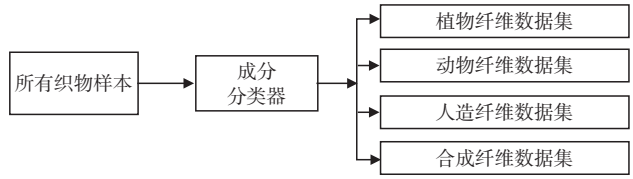

图 7 成分分类器示意图

表 4 数据集统计表

子数据集	样本数/条	比例/%
植物纤维	208	40.78
动物纤维	13	2.55
人造纤维	40	7.84
合成纤维	249	48.82
合 计	510	100.00

使用基于证据关联系数的集成神经网络分别对总的织物数据集和分类后的子数据集进行 8 种织物主观风格预测，分别得到其准确率见表 5。

表 5 织物主观风格预测准确率 单位：%

各织物主观风格预测准确率	植物纤维（子数据集 1）	动物纤维（子数据集 2）	人造纤维（子数据集 3）	合成纤维（子数据集 4）	总数据集
光 滑	76.00	53.85	80	51.61	72.58
光 泽	52.00	53.77	60	40.32	36.29
花 型	78.00	61.54	80	56.45	72.58
肌 理	78.00	84.20	80	88.71	84.68
柔 软	64.00	53.85	70	40.32	58.87
透 明	68.00	61.54	60	64.52	64.52
悬 垂	38.00	46.15	50	35.48	37.10
主色调	36.00	46.15	40	31.67	38.71

由表 5 数据可知，将集中的数据按照织物最大纤维成分进行分类，再进行神经网络处理，集成神经网络对于植物纤维类织物和人造纤维类织物的评分预测能力明显增强，对于动物纤维类织物和合成纤维类织物的评分预测能力有所降低，对于后两类织物进行预测时，可以使用全部织物训练而成的神经网络进行预测。分析原因可能有：动物纤维数量较少，验证模型时，由于数据缺失导致准确率偏低；合成纤维之间性质差异较大；手工评测织物评分时产生误差。

3 结语

不论单一 BP 神经网络还是 RBF 神经网络应用于

织物主观风格预测中，都具有一定的不稳定性、不可靠性。BP 神经网络对织物的柔软、悬垂 2 种风格预测准确率较高，RBF 对其他 6 种主观风格预测准确率较高。

通过 D-S 证据理论对集成神经网络进行数据融合和决策，正确的预测评分的信任度极大地增加，从而很好地提高预测系统的精度。但是还有部分的织物风格评价没有达到 80%以上，网络的拓扑结构还有进一步优化的余地。

部分织物风格评价通过五分制评测无法充分地展示其性能，需要使用更合适的方法对织物进行重新评测，然后搭建适合的预测系统。

通过将织物成分先分类，再训练神经网络可以有效地提高神经网络预测正确率。

在未来各行业的计算机预测方法中，多手段多方法相互融合必将成为趋势。

参考文献：

[1] 崔　鹏，王府梅. PTT 混纤针织物风格的主观评价[J]. 纺织科技进展，2008，(1)：66－68.

[2] 赵　超，刘新金，王广斌. 基于 KES 的织物风格主因子分析[J]. 上海纺织科技，2018，(1)：55－58.

[3] 薛慧君，旭　日. 基于模糊神经网络和 D-S 证据理论的煤矿瓦斯突出危险等级评判研究[J]. 煤炭技术，2016，35(10)：288－290.

[4] 沈兰萍，陈晓青，王建平. 织物结构与设计[M]. 北京：中国纺织出版社，2017.

[5] 吴佳佳，唐　虹，祝香香. 凉爽织物手感风格的主观评价与群体决策[J]. 南通大学学报(自然科学版)，2015，14(2)：38－42.

[6] 蒋　雯，邓鑫洋.D-S 证据理论信息建模与应用[M].北京：科学出版社，2018.

[7] 曹丽华，王宏宇，李　勇. 多神经网络与 D-S 证据理论融合的凝汽器故障诊断方法[J]. 汽轮机技术，2016，58(2)：122－124.

[8] 陈　强，李　彬，卢　愿，等，基于云模型构造 BPA 的瓦斯监测证据合成算法[J]. 江西理工大学学报，2014，(5)：62－68.

[9] 梁跃强. 基于地质数据挖掘和信息融合的煤与瓦斯突出预测方法[D]. 北京：中国矿业大学，2018.

[10] 张　翠. 织物悬垂性能预测与评价系统的研究[D]. 北京：北京服装学院，2008.

[11] 申　悦. 织物光泽的计算机视觉评价研究[D]. 青岛：青岛大学，2018

[12] 陆陈琛，张红霞，祝成炎，等. 胶原蛋白锦纶及其织物的性能[J]. 丝绸，2019，56(8)：60－65.

Prediction of Fabric Subjective Style Based on Integrated Neural Network

ZHAO Wei-rong，LI Hui*

(Beijing Institute of Fashion Technology，Beijing 100029，China)

Abstract：Aiming at the problem of fabric subjective style evaluation，an integrated neural network style prediction model was established based on D-S evidence theory. The radial basis function (RBF) neural network and back propagation (BP) neural network were used to predict respectively，and the preliminary prediction results were obtained. After normalization，two groups of basic probability distribution functions were obtained，and the final prediction results were obtained by using D-S evidence theory. Experiments on 510 fabrics from China international textile fabrics and accessories fair showed that the prediction method of fabric subjective style with integrated neural network based on D-S evidence theory was more accurate than the prediction method of single neural network，and the highest accuracy could be increased by 17.74%. The integrated neural network model was optimized by fabric composition classifier，and the accuracy could be higher.

Key words：integrated neural network；D-S evidence theory；prediction model；fabric subjective style

欢迎订阅《纺织科技进展》杂志！

邮发代号：62－284

海外发行代号：DK51021